

## リング型ベクトル集中度フィルタとテクスチャ解析を用いた 脳 MRA 画像における未破裂動脈瘤の検出

森 健悟<sup>†</sup>, 内山 良一<sup>††</sup>, 原 武史<sup>†</sup>, 岩間 亨<sup>†††</sup>, 藤田 広志<sup>†</sup>

<sup>†</sup>岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

<sup>††</sup>熊本大学大学院生命科学研究部 〒862-0976 熊本県熊本市中央区九品寺 4-24-1

<sup>†††</sup>岐阜大学大学院医学系研究科脳神経外科学分野 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

(2016年12月29日受付, 2017年3月24日最終受付)

### Detection of Unruptured Aneurysms in Brain MRA Images Using Ring Type Gradient Concentration Filter and Texture Analysis

Kengo MORI<sup>†</sup>, Yoshikazu UCHIYAMA<sup>††</sup>, Takeshi HARA<sup>†</sup>, Toru IWAMA<sup>†††</sup>, Hiroshi FUJITA<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University,  
1-1 Yanagido, Gifu, Gifu 501-1194, Japan

<sup>††</sup>Department of Medical Physics, Faculty of Life Sciences, Kumamoto University,  
4-24-1 Kuhonji, Chuo-ku, Kumamoto, Kumamoto 862-0976, Japan

<sup>†††</sup>Department of Neurosurgery, Graduate School of Medicine, Gifu University,  
1-1 Yanagido, Gifu, Gifu 501-1194, Japan

(Received on December 29, 2016. In final form on March 24, 2017)

**Abstract :** Detection of intracranial unruptured aneurysms is important because their rupture is a main course of subarachnoid hemorrhage. The purpose of this study is to develop a computer-aided diagnosis scheme for the detection of unruptured aneurysms in order to assist radiologists' image interpretation. The vessel regions were first segmented by using region growing technique for limiting the search areas of unruptured aneurysms. For determining the initial candidate regions of aneurysms, ring type gradient concentration filters were applied to the segmented regions. Fourteen three-dimensional shape and texture features were obtained from the candidate regions. Rule-based schemes and random forest with these features were employed for distinguishing unruptured aneurysms and false positives (FPs). Our proposed method was evaluated by using 25 cases. The sensitivity for the detection of unruptured aneurysms was 88.0% with 1.76 FPs per patient. Therefore, our proposed method would be useful for the detection of unruptured aneurysms in MRA images.

**Keywords :** Computer-aided diagnosis, Unruptured aneurysm, Gradient concentration filter, Texture analysis

### 1. 緒 言

脳血管疾患は、1980年代までは日本人の死因の第1位であった。その後、血圧を管理する治療法の開発により脳血管疾患による死亡率は減少し、現在では、がん、心疾患、肺炎に次いで死因の第4位になっている[1]。しかしながら、脳血管疾患による死亡率が減少した理由は、脳出血による死亡が減ったためであり、くも膜下出血や脳梗塞による死亡率は年々増加の傾向にある。この10年間では、毎年約13,500人がくも膜下出血のために死亡している。くも膜下出血のおもな原因は、脳動脈瘤の破裂であるため、未破裂脳動脈瘤を早期に発見し、適切な対応や治療を施すことが重要である。

日本では、脳の病気を早期に発見し対処することを目的とした脳ドックが行われている。近年、MRI技術が大きく進歩し、様々な脳疾患が脳ドックで発見されるようになった。Magnetic Resonance Angiography (MRA)は、未破裂脳動脈瘤の早期検出のために信頼性のある検査方法であり脳ドックで用いられる。3次元MRA画像の読影は、Maximum Intensity Projection (MIP)によって作成された2次元画像を用いて行われる。しかし、MIP表示した2次元画像では、隣接した血管が重なって表示されるために、

小さな未破裂脳動脈瘤を見落としなく正確に検出することは困難である。そのため、脳MRA画像の未破裂脳動脈瘤をコンピュータによって検出し、その結果を放射線科医や脳神経外科医に提示することにより、読影の補助をするコンピュータ支援診断(Computer-Aided Diagnosis, 以下、CAD)システムの研究開発が行われている[2-10]。

脳MRA画像の未破裂脳動脈瘤の検出では、様々な大きさの未破裂脳動脈瘤を正確に初期検出する手法の開発が重要である。われわれは、未破裂脳動脈瘤は球形、血管は円筒形として近似できることに着目して、未破裂脳動脈瘤と血管を区別するために、画素値のベクトル集中度(Gradient Concentration, 以下、GC)フィルタを採用して、未破裂脳動脈瘤の初期候補検出を行った[3]。しかし、未破裂脳動脈瘤の中には内部で血液の乱流が起きる場合の症例もあり、そのような症例では、GCフィルタの出力値が低下して検出が困難な場合があることがわかった。そこで本研究では、GCフィルタの形状をコイン型からリング型[11, 12]に変更して初期候補の検出率の向上を行った。また、未破裂脳動脈瘤は大きさや形状が様々であり、それらを検出するように設定すれば、血管の彎曲部や端点が偽陽性として誤検出される問題が起こった。この問題に対処するために、テクスチャ解析による画像特徴量を追加し、それらを入力

としたランダムフォレストによって偽陽性削除処理の改良を行った。

## 2. 実験試料

本研究では、25 症例の 3 次元 MRA 画像を用いた。これらの画像は、1.5 T の MR 装置 (Signa Exite Twin Speed, GE Medical System) によって撮影されており、50 から 140 枚の 2 次元スライス画像を体軸方向に重ねることで 3 次元画像として構成されている。画像サイズは  $256 \times 192$  ピクセル、空間分解能は  $0.70 \text{ mm}$ 、スライス厚は  $1.0 \text{ mm}$  である。

収集した MRA 画像における画素値の最大値は症例ごとに異なる。そこで、線形濃度階調変換を行うことによって各症例における MRA 画像の画素値の差異を同じにした。まず、3 次元 MRA 画像から濃度ヒストグラムを作成し、濃度ヒストグラムを用いて累積ヒストグラムを作成した。累積ヒストグラムの上位 0.1% 以上の値を持つすべてのボクセルを 1024 に変換したのち、すべてのボクセルを最小値 0 から最大値 1024 になるように線形濃度変換を行った[13]。本研究では線形濃度階調変換を施したデータを実験対象として用いた。本実験データには、未破裂脳動脈瘤を 1 つ含む異常症例が 25 症例含まれている。未破裂脳動脈瘤の直径は  $4.2 \text{ mm}$  から  $11.9 \text{ mm}$ 、平均  $7.0 \text{ mm}$  である。それぞれの未破裂脳動脈瘤の位置は、神経放射線科医が決定した。なお、本研究について、下呂温泉病院および岐阜大学の倫理審査の承認を得ている。

## 3. 方法

MRA 画像における未破裂脳動脈瘤の検出方法の概要を Fig.1 に示す。まず、未破裂脳動脈瘤の探索範囲を限定するために血管領域の抽出を行った[13]。つぎに、リング型 GC フィルタを原画像に適用し、未破裂脳動脈瘤の候補となる球状領域を強調した画像を作成した。抽出した血管領域内でリング型 GC フィルタの出力値が高いボクセルを閾値処理によって抽出し、未破裂脳動脈瘤の初期候補を決定した。すべての初期候補から、3 次元テキストチャ解析[14]による方法も含めて 14 個の画像特徴量を計測し、それらの画像特徴量を入力としたルールベース法とランダムフォレスト[15, 16]によって未破裂脳動脈瘤と偽陽性を判別した。以下に、手法の詳細について述べる。

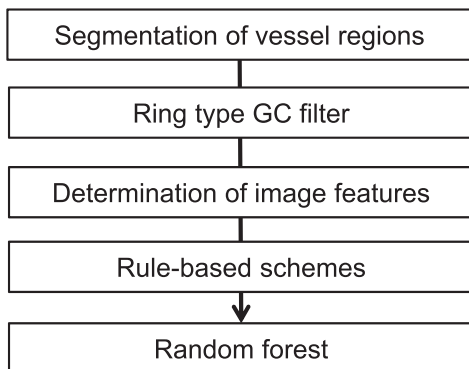


Fig.1 Flow diagram for the detection of unruptured aneurysms.

### 3.1 GC フィルタによる初期候補抽出

未破裂脳動脈瘤のような形状が球状に近似できる陰影を強調する処理のひとつに、GC フィルタがある[3, 11, 12]。この手法は、球状の物体はその中心点に向かって勾配ベクトルが集中している性質を利用し、注目点付近における勾

配ベクトルの集中度を測定することで、球状に近い領域を強調するものである。GC フィルタは次式で与えられる。

$$GC(p) = \frac{1}{M} \sum_R \cos \theta_j \quad (1)$$

注目点  $p(x,y,z)$  における GC フィルタの出力値は、注目点  $p(x,y,z)$  を中心とした半径  $R$  の球の領域内で計算される。角度  $\theta_j$  は、球の領域内のある位置  $j(x',y',z')$  における勾配ベクトルと、位置  $j(x',y',z')$  から注目点  $p(x,y,z)$  への方向ベクトルとの角度である。 $M$  は、領域内における勾配ベクトルの大きさが 0 より大きいボクセルの数である。この GC フィルタはコイン型と呼ばれる[11, 12]。

従来手法[3]では、未破裂脳動脈瘤の中心を (1) 式の注目点と一致させたとき、半径  $R$  の球の内部のすべてのボクセルを計算対象にした。しかし、未破裂脳動脈瘤の内部では、血液の乱流が起きる場合があり、そのような症例では、中心に向かう勾配ベクトルの集中度が低く出力される問題が発生した。そこで本研究では、従来のコイン型の GC フィルタではなく、リング型の GC フィルタ[11, 12]を用いる。リング型 GC フィルタは、球の中心部分を除いた領域でベクトル集中度の計算を行うため、乱流が発生するような未破裂脳動脈瘤においても、中心に向かう勾配ベクトルの集中度が低く出力されない。リング型の GC フィルタは次式で与えられる。

$$RingGC(p) = \max_{0 \leq r \leq l-d} \frac{1}{M} \sum_R \cos \theta_j \quad (2)$$

ここで、注目点  $p(x,y,z)$  におけるリング型 GC フィルタの出力値は、内円半径  $r$  と外円半径  $l$  の間に収まるリング幅  $d$  の領域内で計算を行う (Fig.2)。内円半径  $r$  とリング幅  $d$  を足した領域  $R$  が外円半径  $l$  に到達するまで  $r$  を一定の大きさで変更して計算を行い、その最大出力値をリング型 GC フィルタの出力値とした。リング型 GC フィルタの出力値は  $-1.0 \leq RingGC(p) \leq 1.0$  となり、フィルタの出力値が 1 に近いほど、注目点を中心に球に近い形の対象物があること示す。ただし、本研究では、出力値を画像として取り扱いやすくするために、出力値が負である画素を 0 に変換した。

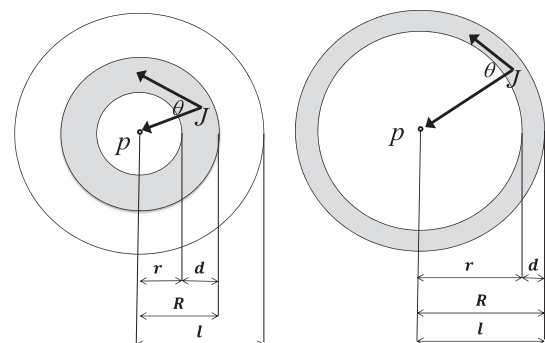


Fig.2 Illustration of the calculation areas (gray) in ring type GC filter.

リング型 GC フィルタを用いると球状領域を強調できるが、強調できる球状領域の大きさは、勾配ベクトルを計算する際の 1 次差分フィルタのフィルタ幅に依存する。そこで、3 種類のフィルタ幅の異なる 1 次差分フィルタ (解像度レベル 1 から解像度レベル 3 と呼ぶ) を用意して、リング型 GC フィルタの出力値を計算した。未破裂脳動脈瘤の初期候補は、3 つの解像度レベルのリング型 GC フィルタの出力画像を単純加算した加算画像を作成したのち、その加算画像を閾値処理によって決定した。

### 3.2 偽陽性削除のための画像特徴量と識別器

未破裂脳動脈瘤の初期候補領域には、血管の一部からなる偽陽性が含まれる。それらの偽陽性を削除するために、初期候補領域に対してラベリング処理を行い、各候補領域から画像特徴量の計測を行った。まず、大きさや形状に関する特徴量として、4種類8個の画像特徴量を計測した。それらは、①体積、②球形度、③GCフィルタの出力値の最大値（解像度レベル1から3）、④GCフィルタの出力値の平均値（解像度レベル1から3）である。しかし、これらの画像特徴量のみでは、未破裂脳動脈瘤と偽陽性を判別することが困難であった。そこで、候補領域画像における濃度の模様に着目した画像特徴量の追加を行った。GCフィルタの出力値を画素として持つ候補領域画像に対して3次元テクスチャ解析[14]を行い、つぎの6個の画像特徴量を追加した。それらは、①エネルギー、②エントロピー、③局所一様性、④分散、⑤慣性、⑥相関である。

$$\text{エネルギー} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \{P(i,j)\}^2 \quad (3)$$

$$\text{エントロピー} = - \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P(i,j) \log\{P(i,j)\} \quad (4)$$

$$\text{局所一様性} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} \{P(i,j)\}^2 \quad (5)$$

$$\text{分散} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i-\mu_x)^2 P(i,j)^2 \quad (6)$$

$$\text{慣性} = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i-j)^2 \quad (7)$$

$$\text{相関} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} ijP(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (8)$$

ここで、画像上で濃度値  $i$  を持つ画像から角度  $\theta$  の方向に距離  $r$  離れた画素の濃度値が  $j$  である確率を  $P(i,j)$  としている。また、 $\mu$  と  $\sigma$  は平均と分散を表す[14]。3次元テクスチャ解析では、3次元画像に対してX方向、Y方向、Z方向における各特徴量の計算を行い、それらを成分としたベクトルを3次元特徴量ベクトルとしたときのノルムとして画像特徴量を定義した。これらの14個の画像特徴量を入力とした識別器によって、未破裂脳動脈瘤と偽陽性を判別した。

本研究では、識別器としてニューラルネットワーク[17]とランダムフォレストを検討した。ニューラルネットワークは入力層、中間層、出力層の3層構造からなるものを用いた。各層のユニット数は、それぞれ14個、10個、1個であり、学習回数は8000回である。また、ランダムフォレストの木の数は500、深さの決定にはジニ係数を用いた。

## 4. 実験結果

### 4.1 リング型GCフィルタによる初期候補の検出

リング型GCフィルタが意図したように機能するかを検証するため、乱流の起きている未破裂脳動脈瘤に対してフィルタを適用した。コイン型GCフィルタとリング型GCフィルタの出力結果をFig.3に示す。(b)と(c)を比較すると(c)の方が全体的に高い値を持っていることが確認できる。また、それぞれのフィルタの出力値のラインプロファイルをFig.4に示す。2種類のフィルタの出力値を比較すると、リング型GCフィルタの出力値の方が大きな値を持っており、その最大値もコイン型GCフィルタに比べて大きいことが確認できる。この結果から、コイン型GCフィルタを用いた場合に、その出力値が小さく未破裂脳動脈瘤として検出が難しかった症例に対して、リング型

GCフィルタでは検出できる可能性が高いと判断できる。

そこで、コイン型GCフィルタとリング型GCフィルタを用いて未破裂脳動脈瘤の初期候補検出の実験を行った。コイン型GCフィルタでは、真陽性数14/25個のとき偽陽性数842個となり、リング型GCフィルタでは、真陽性数22/25個のとき偽陽性数407個の結果を得た。この実験結果から、リング型GCフィルタは、未破裂脳動脈瘤の初期候補の検出精度が高いことが確認できた。

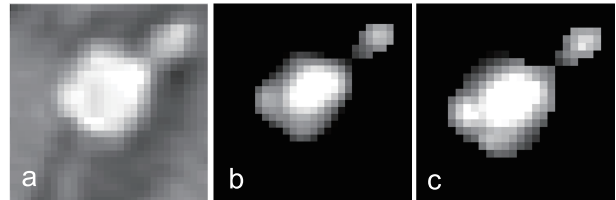


Fig.3 Output images of GC filters. (a) Original image, (b) Coin Type GC filter, and (c) Ring Type GC filter.

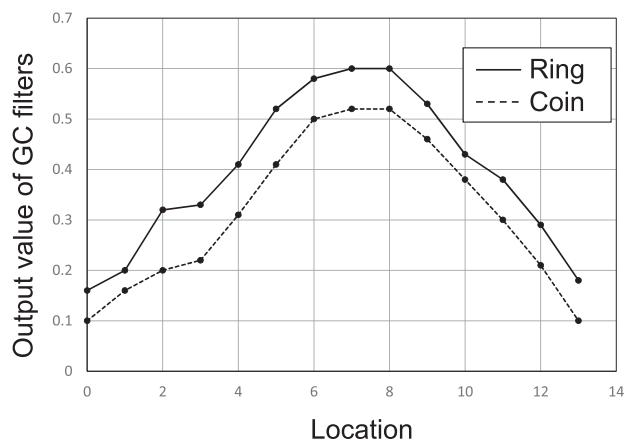


Fig.4 Line profiles of the output images of GC filters. Coin : Coin-type GC filter. Ring : Ring-type GC filter.

### 4.2 3次元テクスチャ解析による画像特徴量

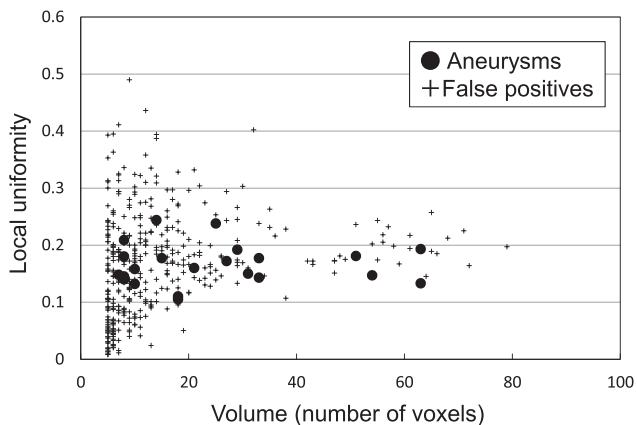
ラベリング処理を行った初期候補領域に対して、3次元テクスチャ解析を行った。GCフィルタの出力値の最小値と最大値は0と1であるが、出力値を100倍にして整数型に変換することで濃度共起行列の大きさを100×100行列とした。また、計算を行う画素間の距離は1とし、角度 $\theta$ は0、45、90、135度と変更して実験を行った。さらに、画像特徴量を用いた偽陽性削除の過程において、ルールベース法を用いて、どの画像特徴量が最も有用であったかを調べた。ルールベース法では、すべての初期候補領域から10種14個の画像特徴量を計測して偽陽性削除を行った。未破裂脳動脈瘤から14個の画像特徴量を計測して、それらの最小値と最大値によって計28個のルールを定めた。もし、候補領域の画像特徴量の値が、ルールの範囲内であれば未破裂脳動脈瘤とし、範囲外であれば偽陽性とする判別処理を行った。

実験結果をTable 1に示す。Table 1から、 $\theta=45$ 度の場合に1症例数あたりの偽陽性数が最も少ないことが確認できた。また、それ以外の角度における偽陽性数の差は小さいことが分かった。さらに、局所一様性を用いた際に最も多くの偽陽性を削除することができることも分かった。

局所一様性と体積の画像特徴量の散布図をFig.5に示す。図から、未破裂脳動脈瘤は、大きさに関係なく局所一様性が一定の範囲内に分布する傾向があることが分かる。そのため、ルールベース法において多くの偽陽性を削除するこ

**Table 1** Number of FPs per patient at each angle  $\theta$  (degrees)

$\theta$	Number of FPs/patient
0	3.40
45	2.28
90	3.28
135	3.52



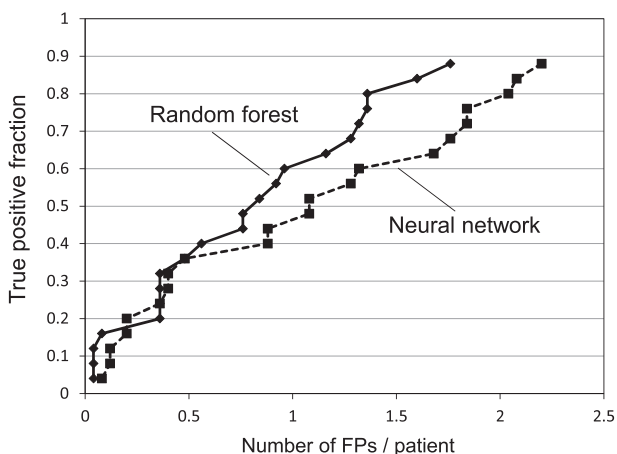
**Fig.5** Scatter diagram of features indicating relationship between volume and local uniformity.

とができたと考えられる。 $\theta=45$ 度に固定して14個の画像特徴量を計測し、ルールベース法を適用したところ、1症例当たりの偽陽性数が16.28個から2.28個となり、初期検出の段階から86.0%の偽陽性を削除することが可能であった。

#### 4.3 識別器による偽陽性削除

ルールベース法では、画像特徴量空間において未破裂脳動脈瘤の分布と異なる位置に分布する偽陽性を削除できる。しかし、未破裂脳動脈瘤の分布の近くに分布する偽陽性を削除することは難しい。そこで、同じ画像特徴量を入力とした識別器を用いることによってさらなる偽陽性削除を試みた。識別器には、ニューラルネットワークとランダムフォレストを用い比較を行った。なお、学習と評価には、Leave-one-out法を採用した。

Fig.6に、ルールベース法を適用した後の候補領域に対して、ニューラルネットワークとランダムフォレストを用いた結果をFROC曲線として示す。ニューラルネットワー



**Fig.6** FROC curves for detection of unruptured aneurysms by using neural network and random forest.

クを用いた場合には、検出率88.0% (22/25) のとき1症例当たりの偽陽性数は2.20個であった。また、ランダムフォレストでは、同じ検出率88.0% (22/25) のとき1症例当たりの偽陽性数は1.76個となり、ランダムフォレストの方が、識別性能が良い結果を得た。

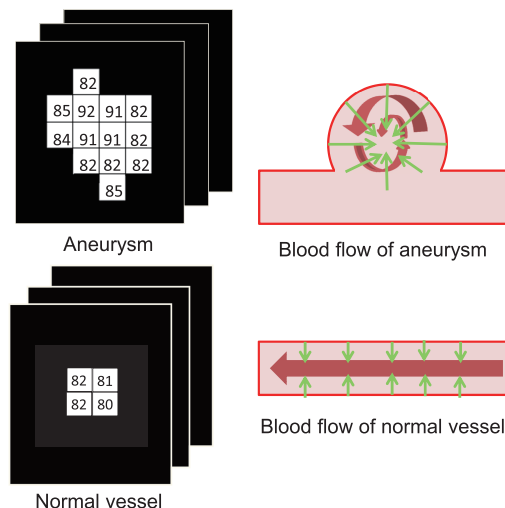
## 5. 考察

### 5.1 リング型 GC フィルタの有用性

従来のコイン型のGCフィルタでは真陽性数14/25個のとき偽陽性数842個であり、リング型GCフィルタでは真陽性数22/25個のとき偽陽性数407個の結果であった。この結果からリング型GCフィルタの方が、未破裂脳動脈瘤を8個多く検出できることが分かった。コイン型では乱流が起きている未破裂脳動脈瘤に対してGCフィルタの値が低くなり、検出が困難であったが、リング型では乱流が起き画素値が低くなっている中心部での領域を除いて計算を行うために、高い出力値を得ることができ、結果として未破裂脳動脈瘤の検出精度を高めることができたと考えられる。また、初期候補を決定する段階での閾値処理においても、未破裂脳動脈瘤に対するリング型GCフィルタの出力値が大きくなるため、閾値を高く設定することが可能となり、初期検出の段階での偽陽性の発生を低く抑えることができたと考えられる。

### 5.2 局所一様性を用いた偽陽性削除処理

未破裂脳動脈瘤と大きさや形状が似ている偽陽性は、リング型GCフィルタの出力値が高く、大きさや球形度といった画像特徴量も未破裂脳動脈瘤と同程度であり判別が困難であった。そこで本研究では、テクスチャ特徴量を追加した。追加したテクスチャ特徴量で最も有用なものは局所一様性であった。この画像特徴量は、隣接2画素間での変化が少なく全体に滑らかなときに大きな値を取る。リング型GCフィルタの出力値の例をFig.7に示す。Fig.7から未破裂脳動脈瘤は全体的に中心に向かって画素値が高く周囲の画素との差が大きい。そのため、未破裂脳動脈瘤に対する局所一様性は一定の範囲内の値を持つ (Fig.5)。それに対して、GCフィルタの出力値が大きい偽陽性は太く正常な血管部位で発生しやすい。太く正常な血管を流れる血液は血量の変化が一定であるため、GCフィルタの出力値が近い値をとる。よって、偽陽性に対する局所一様性は



**Fig.7** Comparison between output values of GC filters obtained from aneurysm and normal vessel.

バラつきが大きくなる。このことから、局所一様性を用いた場合に、他の画像特徴量では未破裂脳動脈瘤との判別が困難であった偽陽性を削除することができたと考えられる。

### 5.3 本手法のリミテーション

本手法のリミテーションとしては、紡錘状動脈瘤の検出が原理的に困難であることがあげられる。紡錘状動脈瘤は、血管のすべての壁に沿って血管全体が膨らんだ形をしている。本手法は、動脈瘤の形状は球形であると仮定して手法を構築しているため、嚢状動脈瘤の検出は可能だが、形状が血管に近い紡錘状動脈瘤の検出は困難である。紡錘状動脈瘤を検出するためには、別のアプローチを考える必要がある。

## 6. 結 語

本研究では、リング型 GC フィルタとランダムフォレストを用いた MRA 画像における未破裂脳動脈瘤の検出を行った。GC フィルタをコイン型からリング型に置き換え、未破裂脳動脈瘤と偽陽性を高精度に判別するために、テクスチャ特徴量を用いる手法を追加した。最終的な性能は、真陽性率が 88.0% (22/25) のとき、1 症例数当たりの偽陽性の数は 1.78 (44/25) 個になった。本手法は未破裂脳動脈瘤の検出に有用であると考えられる。

## 謝 辞

データの収集にご協力を頂きました県立下呂温泉病院脳神経外科および放射線科のスタッフの皆様へ感謝致します。本研究の一部は、科学研究費新学術領域研究 (課題番号 26108005) によって行われました。

## 参考文献

- [1] 厚生労働省, 人口動態の年間推計, 2015, <http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/suikai/15/dl/2015suikai.pdf>
- [2] K. Doi: Computer-aided diagnosis in medical imaging: Historical review, current status and future potential. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 31(4-5), 198-211, 2007.
- [3] 小椋 潤, 内山良一, 山内将史, 他: ベクトル集中度フィルタを用いた MRA 画像における脳動脈瘤の検出法, *医用画像情報学会雑誌*, 24(2), 84-89, 2007.
- [4] H. Arimura, Q. Li, Y. Korogi, et al.: Automated computerized scheme for detection of unruptured intracranial aneurysms in three dimensional magnetic resonance angiography, *Academic radiology*, 11(10), 1093-1104, 2004.
- [5] N. Hyashi, Y. Masutani, T. Masumoto, et al.: Feasibility of a curvature-based enhanced display system for detecting cerebral aneurysms in MR angiography, *Magnetic Resonance in Medical Science*, 2(1), 29-36, 2003.
- [6] S. Kobayashi, K. Kondo, and Y. Hata: Computer-aided diagnosis of intracranial aneurysms in MRA images with case-based reasoning, *IEICE Transactions on Information and Systems*, E89-D(1), 340-350, 2006.
- [7] A. Lauric, E. Miller, S. Frisken, et al.: Automated detection of intracranial aneurysms based on parent vessel 3D analysis, *Medical Image Analysis*, 14(2), 149-159, 2010.
- [8] X. Yang, D. J. Blezek, L. T. Cheng, et al.: Computer-aided detection of intracranial aneurysms in MR angiography, *Journal of Digital Imaging*, 24(1), 86-95, 2011.
- [9] I. L. Šteřán-Buksakowska, J. M. Accurso, F. E. Diehn, et al.: Computer-aided diagnosis improves detection of small intracranial aneurysms on MRA in a clinical setting, *American Journal of Neuroradiology*, 35(10), 1897-1902, 2014.
- [10] 餘語佐斗志, 小林昌司, 近藤克哉, 他: ニューラルネットワークを用いた脳動脈瘤コンピュータ支援診断システムの構築, *Medical Imaging Technology*, 23(5), 333-338, 2005.
- [11] 魏軍, 萩原義裕, 清水昭伸, 他: 肺がん陰影候補検出のための勾配ベクトル集中性フィルタ, *電子情報通信学会論文誌*, J83-D-II(1), 118-125, 2000.
- [12] 魏軍, 萩原義裕, 清水昭伸, 他: 勾配ベクトルの点集中度フィルタの特性解析, *電子情報通信学会論文誌*, J84-D-II(7), 1289-1298, 2001.
- [13] 山内将史, 内山良一, 小椋潤, 他: MRA 画像における脳血管名の自動対応付け手法の開発, *生体医工学*, 45(1), 27-35, 2007.
- [14] 望月剛, 伊藤正安: 超音波三次元データのテクスチャ情報を用いた組織像の抽出, *電気学会論文誌 C*, 112(8), 507-515, 1992.
- [15] 波部齊: ランダムフォレスト, *情報処理学会研究報告*, CVIM-182(31), 1-8, 2012.
- [16] 金森敬文, 竹之内高志, 村田昇: R で学ぶデータサイエンス 5 パターン認識, 共立出版株式会社, 2009.
- [17] S. Haykin: *Neural network a comprehensive foundation*, Prentice-Hall, Inc, 1999.